



پیش‌بینی جریان رودخانه با استفاده از سیستم استنتاج فازی (FIS) و سیستم استنتاج فازی - عصبی تطبیقی (ANFIS)

مرتضی نبی زاده^۱، ابوالفضل مساعدی^۲، موسی حسام^۳، امیراحمد دهقانی^۳، مهدی
ذاکری نیا^۳ و مهدی مفتاح‌ملقی^۳

۱- به ترتیب دانشجوی کارشناسی ارشد مهندسی منابع آب و استادیار گروه مهندسی آب دانشگاه علوم
کشاورزی و منابع طبیعی گرگان

۲- دانشیار گروه مهندسی آب دانشگاه علوم کشاورزی و منابع طبیعی گرگان و مامور به دانشگاه فردوسی مشهد،
دانشکده منابع طبیعی و محیط زیست
رایانه‌ای: nabizade49@gmail.com

چکیده

عملده‌ترین مشکل در بحث پیش‌بینی جریان وجود روابط غیرخطی و عدم قطعیت‌ها است. در این تحقیق با استفاده از سیستم استنتاج فازی (FIS) و سیستم استنتاج فازی-عصبی (ANFIS) تطبیقی به پیش‌بینی جریان رودخانه لیقوان پرداخته شد. داده‌ها به صورت روزانه و به مدت ۶ سال (از سال آبی ۱۳۷۶ تا ۱۳۸۱) می‌باشد. به منظور بررسی تاثیر گام‌های زمانی قبل در جریان آتی، از ۱ تا ۵ گام به صورت روزانه استفاده شد. نتایج این تحقیق نشان دهنده‌ی دقت بیشتر سیستم استنتاج فازی-عصبی تطبیقی ($RMSE = 0.0234$) برای دوره‌ی آزمون نسبت به سیستم استنتاج فازی ($RMSE = 0.1982$) برای دوره‌ی آزمون در پیش‌بینی جریان روزانه در رودخانه لیقوان است.

واژگان کلیدی: پیش‌بینی جریان، عدم قطعیت، سیستم استنتاج فازی، سیستم استنتاج فازی-عصبی، لیقوان.

مقدمه

در طول دهه‌ی گذشته شاهد کاربرد گسترده‌ی روش‌های هوش مصنوعی (شبکه عصبی و منطق فازی) در مسائل غیرخطی و پیچیده در هیدرولوژی هستیم. این روش‌ها به عنوان مدل مبتنی بر داده قادرند بدون در نظر گرفتن محدودیت فیزیکی محیط یک ارتباط منطقی بین ورودی و خروجی با استفاده از داده‌های مشاهده‌ای برقرار کنند. با توجه به عدم قطعیت‌ها و



پیچیدگی‌هایی که نوعی رابطه غیرخطی بین دبی در گام‌های قبل نسبت به گام بعد برقرار می‌کنند، اعتقاد بر این است که روش‌های هوش مصنوعی قادرند به راحتی روابط غیر خطی بین گام‌های مختلف دبی رودخانه را شبیه‌سازی کنند (سلاجقه و همکاران، ۱۳۸۸).

سلاجقه و همکاران (۱۳۸۸)، به تخمین رسوب معلق رودخانه طالقان‌رود با استفاده از روش سیستم استنتاج فازی-عصبی یا^۱ ANFIS پرداختند. بر اساس نتایج این محققین روش ANFIS نسبت به مدل‌های شبکه عصبی مصنوعی و منحنی سنجه رسوب عملکرد خوبی داشته‌است. ضمن آنکه لگاریتم‌گیری از داده‌ها (بدون استاندارد سازی) قبل از ورود آن‌ها به شبکه تأثیر چندانی بر روی عملکرد مدل‌های مختلف نداشته‌است.

در تحقیقات سوین و ناندوری (۲۰۰۵)، مدل ANFIS جهت پیش‌بینی جریان آب سیستم پیچیده و غیرخطی حوضه رودخانه که باران را به عنوان ورودی دریافت و رواناب را تولید می‌کند، معرفی شده‌است. همچنین در این تحقیقات یک مدل سیستم استنتاج فازی-عصبی جهت پیش‌بینی جریان‌های ده روزه به داخل مخزن هیراکود^۲ بر روی رودخانه ماهانادی^۳ در ایالت اوریسا^۴ در هند توسعه داده شده‌است و متغیرهای ورودی مؤثر بر جریان در مخزن با استفاده از آنالیز همبستگی تعیین شده‌اند. نتایج حاصل از ارزیابی مدل فوق با استفاده از شاخص‌های اجرائی گوناگون، دلالت بر توانایی آن جهت مدل‌سازی فرآیند جریان با دقت منطقی و پیش‌بینی جریان دارد.

در تحقیق کیسی و همکاران (۲۰۰۸) عملکرد روش سیستم استنتاج فازی-عصبی در تخمین رسوب معلق ماهانه دو رودخانه در ترکیه به مدل‌های شبکه عصبی مصنوعی و منحنی سنجه رسوب بررسی گردید. نتایج این تحقیق نشان داد که روش سیستم استنتاج فازی-عصبی عملکرد بهتری در تخمین میزان بار معلق رودخانه نسبت به دو روش دیگر داشته‌است.

هدف از این تحقیق بررسی کارایی سیستم‌های استنتاج فازی و فازی-عصبی تطبیقی در پیش‌بینی جریان روزانه‌ی رودخانه‌ی لیقوان‌چای می‌باشد.

1-Adaptive Neuro-Fuzzy Inference System

2-Hirakud

3-Mahanadi

4-Orissa

مواد و روش‌ها

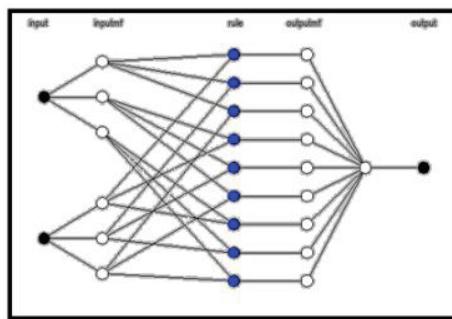
سیستم استنتاج فازی- عصی تطبیقی (ANFIS)

به منظور ساده‌سازی، فرض می‌شود که سیستم استنتاجی مورد نظر دو ورودی x و y و یک خروجی z دارد. برای یک مدل فازی تاکاگی- سوگنو درجه اول، می‌توان یک مجموعه قانون نمونه را با دو قانون اگر- آنگاه فازی به صورت زیر بیان کرد:

$$z_1 = p_1x + q_1y + r_1 \quad \text{باشد آنگاه } A_1$$

$$z_2 = p_2x + q_2y + r_2 \quad \text{باشد آنگاه } A_2$$

قانون دوم: اگر x برابر A_1 و y برابر B_2 باشد آنگاه A_2 - سوگنو درجه اول هستند. که p_i و r_i ($i=1,2$) پارامترهای خطی تالی مدل فازی تاکاگی- سوگنو درجه اول هستند. ساختار ANFIS شامل پنج لایه می‌باشد (طارقیان و همکاران، ۱۳۸۵). در شکل ۱ نمونه‌ای از یک ساختار ANFIS مربوط به یکی از مدل‌های مورد بررسی نشان داده شده است:



شکل ۱. یک نمونه از ساختار مدل ANFIS

سیستم استنتاج فازی (FIS)

به طور کلی گام‌های یک سیستم استنتاجی فازی را می‌توان به صورت زیر بیان کرد:

(۱) تعیین یک سیستم قاعده- بنیاد فازی بر اساس داده‌های مشاهده‌ای

(۲) فازی‌سازی بخش مقدم و تالی با استفاده از توابع عضویت فازی

(۳) ترکیب قسمت‌های مختلف بخش مقدم هر یک از قواعد و به دنبال آن تعیین شدت و میزان تاثیر قاعده مذبور در خروجی نهایی سیستم

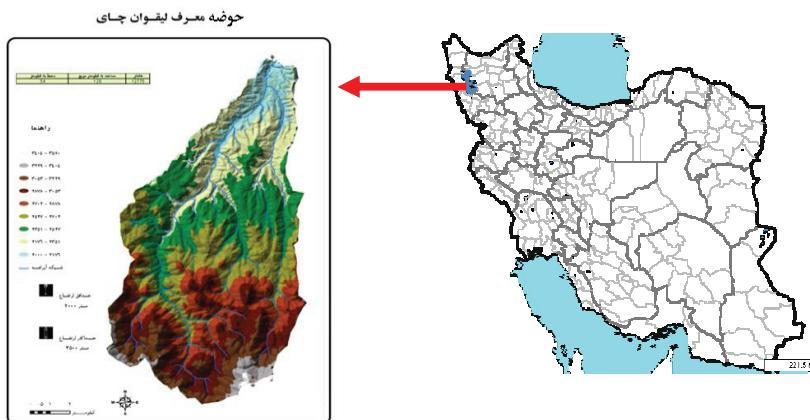
(۴) ترکیب بخش تالی قواعد، جهت به دست آوردن خروجی نهایی سیستم در قالب یک مجموعه فازی

(۵) تبدیل خروجی نهایی سیستم به یک عدد کلاسیک با استفاده از روش‌های غیر فازی‌ساز (کوره‌پزان دزفولی، ۱۳۸۴).

در این تحقیق از جعبه ابزار فازی نرم افزار MATLAB برای شبیه سازی مدل FIS استفاده شده است.

منطقه مورد مطالعه

حوضه آبریز لیقوان یکی از زیرحوضه‌های دریاچه ارومیه بوده و با وسعتی معادل ۷۶ کیلومتر مربع در دامنه شمالی سهند بین طول‌های شرقی ۴۶ درجه و ۲۰ دقیقه و ۳۰ ثانیه تا ۴۶ درجه و ۲۷ دقیقه و ۳۰ ثانیه و عرض‌های شمالی ۳۷ درجه و ۴۲ دقیقه و ۵۵ ثانیه تا ۳۷ درجه و ۴۹ دقیقه و ۳۰ ثانیه، گستردگی شده است (شکل ۲).



شکل ۲. موقعیت حوضه‌ی لیقوان

مدل‌سازی با سیستم استنتاج فازی و سیستم استنتاج فازی- عصبی تطبیقی

ابتدا جهت بررسی اولیه داده‌ها و تعیین بهترین تأخیرها، خود همبستگی بین داده‌ها مورد بررسی قرار گرفت. با توجه به کرولوگرام داده‌ها (شکل ۳) ضریب خودهمبستگی داده‌ها برای ۱ تا ۵ تأخیر، دارای شرایط مطلوبی می‌باشد (خودهمبستگی ۰/۹۴ برای تأخیر یک روز و ۰/۸۸ برای تأخیر ۵ روز). لذا با توجه به این نمودار جهت پیش‌بینی روزانه جریان، از ۱ تا ۵ تأخیر استفاده گردید. مدل‌های ورودی به نرم‌افزار نیز بر اساس جدول ۱ نام‌گذاری شدند:



شکل ۳. ضریب خود همبستگی به ازای تاخیرهای مختلف

جدول ۱. ساختار مدل‌های مورد آزمون

نام مدل	ساختار مدل
$M1$	$Q_t = f(Q_{t-1})$
$M2$	$Q_t = f(Q_{t-1}, Q_{t-2})$
$M3$	$Q_t = f(Q_{t-1}, Q_{t-2}, Q_{t-3})$
$M4$	$Q_t = f(Q_{t-1}, Q_{t-2}, Q_{t-3}, Q_{t-4})$
$M5$	$Q_t = f(Q_{t-1}, Q_{t-2}, Q_{t-3}, Q_{t-4}, Q_{t-5})$

در مرحله‌ی بعد مجموعه‌ی داده‌های آموزش (Train) و آزمون (Test) از بین کل داده‌ها انتخاب گردید. از آنجایی که روش‌های هوش مصنوعی دارای توانایی میان‌یابی خوبی بوده و قدرت برون‌یابی این روش‌ها نسبتاً پایین می‌باشد، لذا مجموعه‌ی داده‌های آموزش و آزمون باید طوری انتخاب گردد که از نظر معیارهای آماری از قبیل میانگین و انحراف معیار شبیه یکدیگر باشند (سلامقه و همکاران، ۱۳۸۸). در این تحقیق ۵ سال به عنوان آموزش (یعنی حدود ۸۰ درصد کل داده‌ها) و ۱ سال به عنوان آزمون (حدود ۲۰ درصد کل داده‌ها) انتخاب گردیدند. قبل از ورود داده‌ها به سیستم، ابتدا لازم است داده‌ها نرمال شوند، یعنی بین یک دامنه‌ی عددی که معمولاً (-10) می‌باشد قرار گیرند تا تغییرات بین داده‌ها کم و نتایج پیش‌بینی دقیق‌تر گردد. بدین منظور با استفاده از رابطه (1) نرمال‌سازی داده‌ها انجام گرفت و داده‌ها بین بازه‌ی $0 \dots 1$ قرار گرفتند.

$$y_{norm} = 0.5 + 0.5 \frac{x - \bar{x}}{x_{max} - x_{min}} \quad (1)$$

در این رابطه، y_{norm} داده‌ی نرمال شده، x_{max} کوچکترین داده، x_{min} بزرگترین داده و میانگین داده‌ها می‌باشد.



پس از آماده‌سازی داده‌ها، مدل‌های مختلف فازی- عصبی و فازی ساخته شد. در این تحقیق برای مدل فازی- عصبی چهارتابع عضویت ذوزنقه‌ای، گوسی، گوسی ۲ و زنگولهای مورد بررسی قرار گرفتند. همچنین برای مدل فازی دوتابع عضویت گوسی و مثلثی مورد بررسی قرار گرفتند. برای مقایسه مدل‌های مختلف از معیارهای آماری ضریب تبیین (R^2) و جذر میانگین مربعات خطأ (RMSE) استفاده گردید.

$$RMSE = \sqrt{\left(\frac{1}{n} \sum_{i=1}^n (Q_i^{\text{exp}} - Q_i^{\text{pred}})^2\right)} \quad (2)$$

که در رابطه‌ی فوق n تعداد داده‌ها، Q_i^{exp} دبی شبیه‌سازی و Q_i^{pred} دبی مشاهداتی می‌باشد.

نتایج و بحث

جداول ۲ و ۳ به ترتیب حاوی نتایج پیش‌بینی مربوط به سیستم استنتاج فازی و سیستم استنتاج فازی- عصبی تطبیقی می‌باشد.

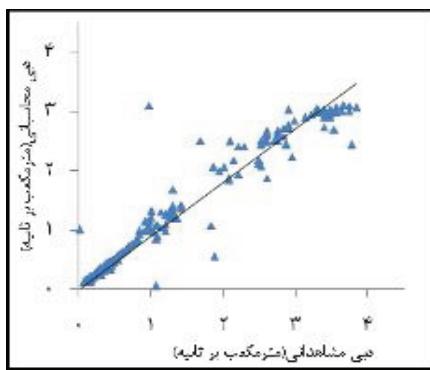
جدول ۲. نتایج حاصل از سیستم استنتاج فازی

داده‌های آزمون		داده‌های آموزشی		تابع عضویت خروجی	تابع عضویت ورودی	تابع عضویت ورودی	مدل
RMSE	R^2	RMSE	R^2				
۰/۱۹۸۲	۰/۹۵۸۰	۰/۲۱۵۵	۰/۸۶۰۰	مثلثی	گوسی	گوسی	M1
۰/۰۶۳۲	۰/۹۳۵۵	۰/۰۴۹۹	۰/۸۴۲۷	مثلثی	گوسی	گوسی	M2
۰/۱۴۱۶	۰/۹۲۵۳	۰/۱۵۳۹	۰/۸۴۸۲	مثلثی	گوسی	گوسی	M3
۰/۱۵۲۲	۰/۹۰۲۹	۰/۱۶۵۹	۰/۷۹۸۰	مثلثی	مثلثی	مثلثی	M4
۰/۱۴۹۳	۰/۹۰۱۹	۰/۱۶۲۸	۰/۷۹۵۷	مثلثی	گوسی	گوسی	M5

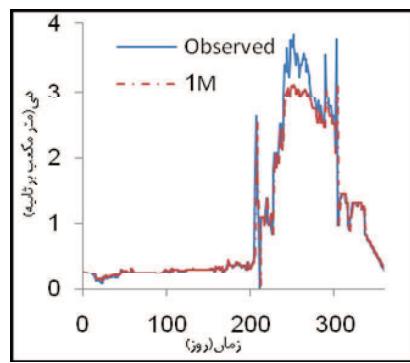
جدول ۳. نتایج حاصل از سیستم استنتاج فازی- عصبی تطبیقی

داده‌های آزمون		داده‌های آموزشی		تابع عضویت	تعداد تکرار (Epoch)	مدل
RMSE	R^2	RMSE	R^2			
۰/۰۲۳۴	۰/۹۵۶۷	۰/۰۲۱۴	۰/۸۶۳۴	گوسی	۹	M1
۰/۰۲۲۹	۰/۹۴۸۷	۰/۰۲۰۲	۰/۸۷۸۵	گوسی	۵	M2
۰/۰۲۷۰	۰/۹۳۵۵	۰/۰۱۹۶	۰/۸۸۵۳	ذوزنقه‌ای	۱۸	M3
۰/۰۳۰۶	۰/۹۱۲۸	۰/۰۱۹۶	۰/۸۸۵۷	ذوزنقه‌ای	۱۴	M4
۰/۰۳۳۴	۰/۹۱۶۴	۰/۰۲۰۱	۰/۸۷۹۳	ذوزنقه‌ای	۸	M5

باتوجه به جداول فوق می‌توان نتیجه گرفت که سیستم استنتاج فازی در ترکیب با شبکه‌ی عصبی مصنوعی نتایج دقیق‌تری را با خطای کمتر نتیجه می‌دهد. در شکل ۴ نیز نمودار دبی محاسباتی سیستم استنتاج فازی- عصبی منتخب (مدل ۱) و دبی مشاهداتی برای دوره‌ی آزمون آورده شده‌است. این نمودار و همچنین نمودار پراکنش دبی مشاهداتی و مدل مذکور که در شکل ۵ قابل مشاهده‌است به خوبی نتایج بدست آمده را تأیید می‌نماید.



شکل ۵. نمودار پراکندگی دبی مشاهداتی در مقابل دبی محاسباتی (مدل ۱)، دوره‌ی آزمون



شکل ۶. مقادیر جریان مشاهداتی و محاسباتی (مدل ۱)، دوره‌ی آزمون

نتایج این تحقیق حاکی از آنست که مدل‌های سیستم استنتاج فازی - عصبی تطبیقی در شبیه‌سازی و پیش‌بینی داده‌های دارای عدم‌قطعیت و روابط غیرخطی از کارایی و دقت خوبی برخوردار است. علت بیشتر بودن دقت پیش‌بینی در دوره‌ی آزمون را به دو عامل می‌توان نسبت داد. عامل اول جدیدتر بودن اطلاعات دوره‌ی آزمون می‌باشد که به تبع آن دقت اطلاعات افزایش می‌یابد. عامل دوم کمتر بودن پراکندگی اطلاعات در این دوره می‌باشد. در تحقیق حاضر نتایج به دست آمده از کاربرد ANFIS برای پیش‌بینی جریان رودخانه با نتایج حاصل از تحقیقات سلاجمقه و همکاران (۱۳۸۸) و کیسی و همکاران (۲۰۰۸) مطابقت دارد. لازم به ذکر است که استفاده از داده‌هایی چون دما و بارش، با توجه به اینکه اقلیم حوضه به گونه‌ای است که ارتفاعات آن به صورت دائمی پوشیده از برف است، ممکن است در نتایج پیش‌بینی نقش بسیار موثری داشته باشد.



منابع مورد استفاده

۱. پوستیزاده، ن. ۱۳۸۵. پیش‌بینی جریان رودخانه با استفاده از سیستم استنتاج فازی، پایان‌نامه کارشناسی ارشد سازه‌های آبی، دانشگاه تربیت مدرس، صفحه‌ی ۱۱.
۲. سلاجقه، ع.، فتح‌آبادی، ا.، و غلامی، ح. ۱۳۸۸. تخمین رسوب معلق رودخانه طالقان‌رود با استفاده از روش نوروفازی (ANFIS)، مجموعه مقالات پنجمین همایش ملی علوم و مهندسی آبخیزداری ایران، دانشگاه علوم کشاورزی و منابع طبیعی گرگان.
۳. طارقیان، ر.، و کاشفی‌پور، م. ۱۳۸۵. پیش‌بینی سطح آب در مخزن با استفاده از سیستم استنتاج فازی - عصبی تطبیقی (ANFIS)، مجموعه مقالات هفتمین سمینار بین‌المللی مهندسی رودخانه. دانشگاه شهید جمران اهواز.
۴. کوره‌پزان دزفولی، ا. ۱۳۸۴. تئوری مجموعه‌های فازی و کاربردهای آن در مدل‌سازی مسایل مهندسی آب. چاپ اول. انتشارات دانشگاه صنعتی امیرکبیر.
5. Kisi, O., Haktanir, T., Ardiclioglu M., Ozturk, O, Yalcin, E., Uludag,S., 2008. Adaptive neuro-fuzzy computing technique for suspended sediment estimation. Advances in Engineering Software.
6. Swain, P.C. and Nanduri, U.V. 2005. Streamflow Forecasting using Neuro-Fuzzy Inference System, Advances in Water Resources, Vol.32, Issue 2, pp.1-14.